

Predicción de Trayectoria de un Vehículo Aéreo Usando Redes Neuronales Feedforward

Gabriela Arri¹, Santiago García Bravo¹, Ladislao Mathé¹

¹Departamento de Guiado y Control, Centro de Investigaciones Aplicadas,
Instituto Universitario Aeronáutico, Av. Fuerza Aérea 6500,
5000 Córdoba, Argentina
garri@iua.edu.ar, sgbravo@iua.edu.ar, mathe@ieee.org

Abstract. El objetivo de este trabajo es predecir la trayectoria de un móvil aéreo cuando por diferentes razones deja de recibirse la información GPS sobre su posición actual. Específicamente, se desarrolla un filtro no lineal basado en redes neuronales feedforward para la estimación de dicha trayectoria. A continuación, se analiza el desempeño en dos casos: utilizando un patrón de entradas de tamaño fijo y otro de dimensión variable. Este trabajo muestra los resultados pertenecientes al plano vertical siendo este análogo para latitud y longitud..

Keywords: Redes neuronales feedforward (FFNN), método Levenberg-Marquardt, entrenamiento, validación, MSE, neuronas, trayectoria, predicción.

1 Introducción

Este trabajo se realiza en el marco del proyecto PIDDEF 019/10 – TV Tracker financiado por el Ministerio de Defensa. Consiste en una plataforma de seguimiento servo-controlada que permite el montaje de elementos ópticos para realizar la tele-observación de un UAV (Unmanned Aerial Vehicle) en vuelo. La posición del UAV es determinada por un sistema GPS instalado a bordo y transmitida a tierra al sistema TV Tracker. Con estos datos, se deberá calcular la orientación de la plataforma tanto en azimut como en elevación para permitir observar al UAV con el sistema óptico y realizar el seguimiento. La intención es lograr una precisión mejor que un mili radián. De esto surge que es crucial disponer de una trayectoria continua para poder realizar un correcto seguimiento.

En este informe se describe un método aplicable al software de cálculo del TV Tracker con el fin de predecir, durante un ensayo, la trayectoria del móvil a observar en caso de pérdida de señal para eliminar retardos y lograr mejoras en la sincronización del seguimiento.

2 Desarrollo

2.1 Presentación del Problema

A lo largo de un ensayo en vuelo, la transmisión de la posición del UAV puede verse imposibilitada por diferentes razones, como por ejemplo la obstrucción de la señal, la distancia del objetivo, las diferentes maniobras que realiza el UAV, etc. En estos casos el registro de la trayectoria es truncado y el sistema de seguimiento no posee la información suficiente para estimar la ubicación del blanco. (ver Figura 1).

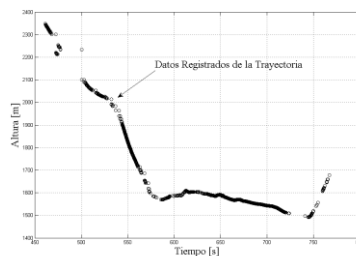


Figura 1. Datos recibidos a lo largo del ensayo

Es por esto que resultó necesario desarrollar un algoritmo de características predictivas que supla esta falta de información. Se propuso trabajar con redes neuronales aplicadas a la estimación de la ubicación del blanco durante estos lapsos. A continuación se describe el procedimiento de desarrollo del algoritmo.

2.2 Metodología

La metodología consiste en utilizar un conjunto de trayectorias registradas como base de entrenamiento para la red neuronal y luego evaluar su funcionamiento. El tiempo entre muestras es un parámetro fijo de 40ms, es decir que las trayectorias están representadas como puntos muestreados a 25Hz. El algoritmo a desarrollar consiste, básicamente, en utilizar datos reales provenientes del GPS cuando se disponga de éstos ó realizar una estimación basada en redes neuronales cada vez que esto no suceda. Esta estimación se realizará en base a los últimos datos de posición que se dispongan y en el instante siguiente la estimación previa formará parte del conjunto que se utiliza para obtener la posición en dicho momento, siempre que no se reciba la información correspondiente del GPS.

El método utilizado para el entrenamiento es el Levenberg-Marquardt que entrena una red neuronal perceptrón de 2 capas empleando funciones de activación que pueden ser tanto lineales como tangentes hiperbólicas. En nuestra aplicación se utilizó la tangente hiperbólica y 2 neuronas en la capa oculta.

El criterio para evaluar la calidad de predicción se realizó a través del análisis del MSE (Mean Square Error).

2.3 Registro de Avance

Para llevar a cabo el propósito de este trabajo se desarrollaron dos versiones que se diferencian, principalmente, en el tamaño del patrón de entradas (o ventana) a utilizar para realizar las estimaciones. En el primer caso la ventana posee un tamaño fijo durante todo el entrenamiento y en el segundo, el tamaño varía entre un mínimo y un máximo con paso de incremento y decremento determinados. A continuación se describen estas versiones desarrolladas en MATLAB que simulan el funcionamiento de las estimaciones tal como se haría durante un ensayo, es decir, en tiempo real:

A) **Simulación con Ventana Fija.** Primero se crea un vector donde se identifican los datos faltantes con una bandera. Luego, se inspecciona ese vector de datos y al encontrar una bandera se la reemplaza por una estimación obtenida mediante redes neuronales entrenadas con el método de Levenberg-Marquardt. La ventana tiene una dimensión fija de 100 datos. Entonces, en un instante determinado se utilizan los últimos cuatro (4) segundos de vuelo para estimar la posición en el instante siguiente. Por otro lado, cuando en la inspección se encuentra un valor real se lo toma como posición verdadera y se continúa con el siguiente dato. De esta forma se obtiene como resultado un vector de salidas formado por los datos reales y estimaciones cuando estos no han sido recibidos. Esto simula la no recepción de datos en determinados lapsos de tiempo durante un ensayo.

A continuación se muestran las figuras correspondientes a un tramo de vuelo comprendido entre 460 y 770 segundos. A la izquierda, se comparan los datos reales con la trayectoria estimada y a la derecha, el MSE resultante.

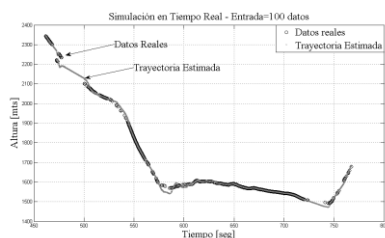


Figura 2. Trayectoria real (en círculos) vs. trayectoria estimada con ventana fija (en puntos).

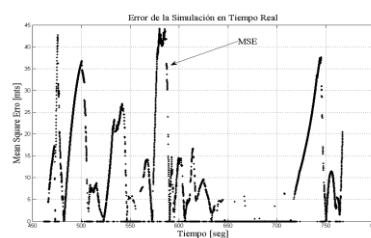


Figura 3. Error entre la trayectoria real y la estimada con ventana fija.

Análisis de Resultados. Este algoritmo predice con un error despreciable en los tramos con mayor cantidad de datos pero en los tramos vacíos más significativos o con datos insuficientes es cuando más se aleja de la tendencia de los datos reales. Esto sucede porque el vector de entradas que se utiliza para obtener cada nueva estimación contiene sólo 100 últimos datos de posición mientras que la cantidad de datos faltantes en los espacios vacíos llegan a 550. Por lo tanto, a medida que se va avanzando en la predicción, llega un momento (desde 100 en adelante) en el que el vector de entradas está compuesto únicamente por estimaciones anteriores con sus errores asociados, y esto hace que comiencen a divergir los nuevos valores calculados hasta que comienzan a recibirse, nuevamente, datos reales.

B) **Simulación con Ventana Variable.** Con el objetivo de resolver el problema de la divergencia mencionada anteriormente, se crea este programa que se diferencia del anterior en que la dimensión de la ventana es variable entre un mínimo y un máximo, determinados previamente. A medida que se reciben datos reales, el tamaño del vector va disminuyendo hasta llegar al mínimo, y a medida que dejan de recibirse datos, éste comienza a aumentar. Con esto se trata de lograr que cuando se están haciendo estimaciones en los tramos vacíos, el vector de entradas nunca (o casi nunca) esté compuesto sólo por estimaciones sino que también hayan datos reales para que la predicción no diverja de sobremanera. Las siguientes figuras muestran los resultados obtenidos con la ventana de dimensión variable.

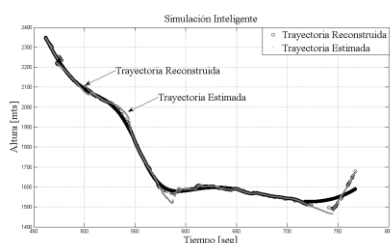


Figura 4. Trayectoria real (en círculos) vs. trayectoria estimada con ventana variable (en puntos).

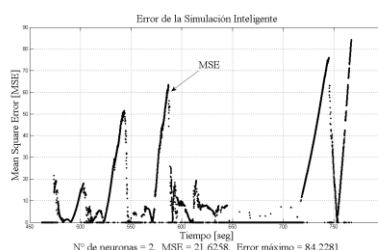


Figura 5. Error entre la trayectoria real y la estimada con ventana variable.

Análisis de Resultados. Los resultados son desalentadores ya que, luego de varias simulaciones en las cuales se fueron modificando los siguientes parámetros: máximo y mínimo del tamaño de la ventana y el paso de incremento y decremento de ésta encada iteración, el mejor resultado obtenido fue un aumento del 90% en el error máximo y del 50% aproximadamente en el MSE.

3 Conclusión

Para la implementación futura en el sistema TV – Tracker, se decidió optar por un algoritmo de ventana fija ya que es el que ha demostrado mayor estabilidad en las estimaciones y tan pronto como se restablece la recepción de datos, las estimaciones convergen en menos de 4 segundos de recepción.

Como estudio futuro se propone el análisis de la implementación de este algoritmo predictivo al comando de la montura de seguimiento TV Tracker, utilizando las imágenes captadas por el sistema óptico de la plataforma como datos para determinar la orientación de la misma con el correspondiente procesamiento de imágenes. Finalmente, respecto a la utilización de redes neuronales para la estimación de trayectorias cabe destacar: i) alta capacidad y calidad de predicción en el tiempo, ii) simple aplicación, y iii) amplia versatilidad para aplicaciones de pre y pos procesamiento de información.